ISSN 1561 – 5359. Штучний інтелект, 2015, № 1-2

УДК 681.515:519.7

В.И. Корниенко, С.М. Мацюк
Национальный горный университет, Украина
Украина, 49027, г. Днепропетровск, пр. К. Маркса, 19

ОПТИМАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ НЕЛИНЕЙНЫМ ДИНАМИЧЕСКИМ ПРОЦЕССОМ С ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫМ ПРОГНОЗИРОВАНИЕМ ЕГО СОСТОЯНИЯ

V.I. Kornienko, S.M. Maciuk
National Mining University, Ukraine
Ukraine, 49027, c. Dnipropetrovsk, K. Marks av., 19

OPTIMAL CONTROL OF NONLINEAR DYNAMIC PROCESS WITH INTELLECTUAL PREDICTION OF HIS STATE

В.І. Корнієнко, С.М. Мацюк
Національний гірничий університет, Україна
Україна, 49027, м. Дніпропетровськ, пр. К. Маркса, 19

ОПТИМАЛЬНЕ КЕРУВАННЯ НЕЛІНІЙНИМ ДИНАМІЧНИМ ПРОЦЕСОМ З ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМ ПРОГНОЗУВАННЯМ ЙОГО СТАНУ

Рассматривается задача синтеза оптимального управления нелинейным динамическим процессом с интеллектуальным прогнозированием его состояния. Найдено аналитическое выражение для расчёта оптимального управления по функционалу обобщенной работы. Для структурно-параметрической идентификации прогнозирующей модели процесса используются нейронные сети и системы с нечеткой логикой, обучаемые с помощью генетического алгоритма.
Ключевые слова: оптимальное управление, нелинейный процесс, интеллектуальное прогнозирование.

The task of synthesis of optimal control a nonlinear dynamic process is examined with intellectual prediction of his state. Analytical expression is found for the calculation of optimal control on functional of the generalized work. For structural-parametric identification of predicting model of process neuron networks and systems with fuzzy logic, taught by a genetic algorithm are utillized.
Key words: optimal control, nonlinear process, intellectual prediction.

Розглядається задача синтезу оптимального керування нелінійним динамічним процесом з інтелектуальним прогнозуванням його стану. Знайдений аналітичний вираз для розрахунку оптимального керування за функціоналом узагальненої роботи. Для структурно-параметричної ідентифікації прогнозуючої моделі процесу використовуються нейронні мережі і системи з нечіткою логікою, що навчаються за допомогою генетичного алгоритму.
Ключові слова: оптимальне керування, нелінійний процес, інтелектуальне прогнозування

Одна из ведущих концепций современной теории управления заключается в достижении главной конечной цели на каждом этапе функционирования системы, которая обеспечивается путем оптимизации объекта управления (ОУ) в реальном масштабе времени [1]. Это требует полного использования имеющейся априорной информации в виде моделей ОУ и возможно при:

- оптимальном оценивании (фильтрации) динамических процессов в ОУ;
- идентификации (оценивании структуры и параметров модели) ОУ;
- синтезе оптимального управления на каждом этапе функционирования системы;

- адаптации (настройке оптимального управления при неполной информации).

Разнообразие и сложность технологических процессов вызывает необходимость применения универсальных по целям и эффективных за результатами принципов управления, что реализуется с помощью оптимального управления.

Применение метода аналитического конструирования оптимальных регуляторов (АКОР) Летова-Калмана для нелинейных ОУ приводит задачу синтеза к поиску решения уравнения Беллмана – нелинейного дифференциального уравнения в частных производных относительно вырабатывающей функции, которая определяет закон оптимального управления.

Развитием теории АКОР Летова-Калмана является принцип минимума обобщенной работы, разработанный академиком А.А. Красовским, согласно которому оптимизация управления осуществляется по функционалу обобщенной работы (ФОР) [1, 2]. Преимущество метода АКОР по ФОР заключается в том, что его функциональное уравнение, в отличие от уравнения по АКОР Летова-Калмана, представляет собой линейное дифференциальное уравнение в частных производных, которое имеет принципиально более простые решения.

Создание систем управления (СУ), как правило, включает следующие этапы:

- выбор критерия (функционала, цели) управления;
- разработка математической модели ОУ;
- синтез законов (алгоритмов) управления;
- разработка алгоритмов адаптации законов управления по режимам функционирования ОУ;
- реализация полученных законов.

Для нестационарного технологического процесса такой подход недостаточно продуктивен, поскольку структура и параметры алгоритмов управления выбираются на этапе проектирования для конкретных (стационарных) условий. Для компенсации нестационарности необходимо объединить последние три этапа, что позволит создать на базе вычислительных средств управляющую систему, которая осуществляет синтез управляющих воздействий и их реализацию в процессе функционирования ОУ (объединенный синтез управления).

Рассмотрим решение задачи оптимального управления по ФОР в процессе функционирования непрерывным ОУ с обобщенной дискретной моделью вида:

$$x[k+n] = F\{x[k], u[k], w[k], \zeta[k], a[k], k\}; \quad k = \overline{k_j, k_{j+1}-1}, \quad j = 0, 1, 2 \ldots, \tag{1}$$

где n – глубина прогноза (для компенсации чистого запаздывания и времени на синтез и реализацию управления); F – обобщенная функция (алгоритм) преобразования; $x[k], u[k], w[k], \zeta[k], a[k]$ – соответственно, координаты состояния процесса, его управления, возмущения, шума и параметров к текущему такту времени k с соответствующими глубинами памяти; k_j, k_{j+1} – начальные такты последовательных этапов (циклов) управления.

Для реализации оптимального управления необходимо соответствующее информационное обеспечение – априорная (адекватные прогнозирующие модели) и апостериорная $z[k]$ (текущие измерения и результаты обработки) информации:

$$z[k] = \{x[k],\ u[k],\ w[k]\}. \tag{2}$$

Для преобразования обобщенной модели (1) к виду с линейно входящим управлением выполним расширение пространства управляющих воздействий [1].

Для этого в качестве управления будем использовать изменение значения управляющей координаты на текущий такт:

$$u^*[k] = u[k] - u[k-1]. \qquad (3)$$

Тогда модель (1) с учетом (3) приобретает расширенный вид с линейно входящим управлением $u^*[k]$:

$$\begin{bmatrix} x[k+n] \\ u[k] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F \\ u[k-1] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot u^*[k], \qquad (4)$$

или более компактно

$$\vec{x}[k+n] = \vec{A} + \vec{B} \cdot u^*[k], \qquad (5)$$

где $\vec{x}[k+n] = \{x[k+1], u[k]\}^T$; $\vec{A} = \{F, u[k-1]\}^T$; $\vec{B} = \{0,1\}^T$.

Синтез оптимального управления выполним по стохастическому ФОР с аддитивными функциями затрат на управление и дискретным временем [1]:

$$J_1 = E\{V_з(\vec{x}[k_{j+1}]) + \sum_{k=k_j+n}^{k_{j+1}-1} Q_з(\vec{x}[k], x^{зад}[k], k) + \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-n-1} U_з(u^*[k], k) + \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}--n1} U_з^*(u_{opt}^*[k], k)\}, \qquad (6)$$

где E – математическое ожидание; $V_з$ – терминальная функция конечного состояния этапа управления (целевая функция); $Q_з$ $U_з$ – положительно определенные функции Ляпунова (функции затрат на качество управления и само управление); $U_з*$ – положительно определенная функция Ляпунова, которая принимает минимальное значение при $u^* = u_{opt}$; ; $x^{зад}$ – заданное значение состояния процесса; u_{opt} – искомое оптимальное управление, которое доставляет минимум функционала.

В соответствии с принципом разделения, оптимальное в смысле ФОР (6) управление стохастическим процессом (1) в условиях некоррелированности целевой функции и ошибок измерения ($\langle V_з \cdot \zeta \rangle \approx 0$) может быть приблизительно получено [1, 2], как оптимальное управление детерминированным процессом с точным измерением вектора состояния $z[k]$ путем замены его действительного значения на оценку по его условному математическому ожиданию $\hat{z}[k] = E_y\{z[k]\}$. Полученные таким путем приближенные решения задачи синтеза закона управления стохастическим процессом тем точнее, чем выше точность оценивания (меньше ошибка $\|z[k] - \hat{z}[k]\|$).

Дискретное уравнение Беллмана с учетом (5) записывается в виде

$$V_i(\vec{x}[i]) = E\{Q_з(\vec{x}[i], x^{зад}[i]) + V_{i+1}(\vec{A} + \vec{B} \cdot u_{opt}^*[i]) - \frac{\partial V_{i+1}}{\partial \vec{x}[i+1]} \cdot \vec{B} \cdot u_{opt}^*[i]\}, \qquad (7)$$

где $i = k_{j+1} - n - 1,\ k_{j+1} - n - 2,\ ...,\ k_j$.

При предельном условии $V_{k_{j+1}}(\vec{x}[k_{j+1}]) = V_з(\vec{x}[k_{j+1}])$ решение рекуррентного уравнения (7) определяется в соответствии с равенством

$$\frac{\partial}{\partial u_{opt}^*} U_з(u_{opt}^*[i]) = -\frac{\partial V_{i+1}}{\partial \vec{x}[i+1]} \cdot \vec{B} \qquad (8)$$

и при квадратичной функции затрат на управление равно:

$$u_{opt}^*[i] = -\frac{\partial V_{i+1}}{\partial u[i+1]}. \qquad (9)$$

Таким образом, алгоритм синтеза оптимального управления по ФОР с прогнозирующей моделью в процессе функционирования системы управления включает:

1) оценку текущего состояния ОУ в моменты начала очередного цикла управления (k_j) согласно (2);

2) прогнозирование свободного движения ОУ по модели (1) на заданном интервале $[k_j + n, k_{j+1} - 1]$ оптимизации управления;

3) вычисление градиента целевой функции V_{i+1} для текущего состояния ОУ;

4) формирование сигнала оптимального управления (9).

Для реализации этого алгоритма необходимо наличие адекватной математической модели нелинейного динамического процесса.

Идентификация сложных нелинейных динамических ОУ традиционными способами требует больших расходов на экспериментальные исследования. Методы же нелинейной динамики позволяют с единых позиций определять (классифицировать) и исследовать режимы функционирования технологических процессов по отдельным временным реализациям, а также оценить структуру ОУ и синтезировать его модель.

Нелинейный процесс (динамическая система) может быть описан [3] с помощью векторного уравнения потока или дискретного отображения Пуанкаре размерности d и содержащих вектор параметров порядка системы ρ.

Динамические системы имеют в зависимости от значений параметров ρ четыре типа решения [3]: равновесие, когда после переходного процесса система достигает стационарного состояния, периодическое и квазипериодическое решения, а также хаос. Этим решениям соответствуют аттракторы системы в виде устойчивого равновесия, предельного цикла, квазипериодического и хаотического аттракторов. При изменении параметра ρ система теряет устойчивость своего состояния (режима функционирования) и переходит в другое состояние (бифуркация).

Известно [3], что по одной временной реализации можно определить корреляционную энтропию, которая характеризует оценку глубины точного прогноза состояния порождающей системы и в каком режиме она находится, а также корреляционную размерность аттрактора (порядок системы).

Энтропия Колмогорова K описывает динамическое поведение на аттракторе и пропорциональна скорости потери информации о состоянии динамической системы во времени. Для регулярного движения K-энтропия равна нулю, для систем с детерминированным хаосом – положительна и постоянна. Энтропия K бесконечна в случае поведения системы как белого шума, что говорит об отсутствии предсказуемости процесса.

Для оценки K-энтропии по экспериментальным данным используется величина корреляционной энтропии [3]:

$$K_R = \lim_{\varepsilon \to 0} \lim_{k \to \infty} \ln \left[\frac{R_k(\varepsilon)}{R_{k+1}(\varepsilon)} \right] \le K. \qquad (10)$$

где N – длина временной реализации; ε – размер ячейки фазового пространства; $R_k(\varepsilon)=\lim_{N\to\infty}\frac{1}{N^2}\sum_{i,j}\upsilon[\varepsilon-\left\|x_i-x_j\right\|_k]=\sum_{i_1\dots i_k}P^2_{i_1\dots i_k}$ – обобщенный корреляционный интеграл; $\sum_{i,j}\upsilon[\varepsilon-\left\|x_i-x_j\right\|_k]$ – число пар i и j, для которых расстояние $\left\|x_i-x_j\right\|_k<\varepsilon$; $\left\|x_i-x_j\right\|_k=\sqrt{\sum_{n=0}^{k-1}(x_{i+n}-x_{j+n})^2}$; υ – ступенчатая функция Хевисайда.

Дополнительно K - энтропия позволяет определить среднее время, на которое можно предсказать состояние системы. При этом, точное предсказание возможно только на интервале времени $T_{пр}$ таком, что $\varepsilon\cdot e^{KT_{пр}}=1$ [3], тогда оценка интервала предсказуемости по экспериментальным данным выполняется как:

$$T_{Rпр}=\frac{1}{K_R}\ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)\geq T_{пр}\,. \tag{11}$$

Корреляционная размерность аттрактора характеризует сложность аттрактора динамической системы, то есть характеризует минимальное количество отсчетов (глубину памяти) переменных, входящих в математическую модель системы.

Расстояние между ближайшими точками аттрактора до и после бифуркаций находится в универсальном отношении. Самоподобие такого явления описывает фрактальная размерность Хаусдорфа D. Ее оценка, также как и оценка K - энтропии может быть получена по экспериментальным данным.

Численная оценка размерности D осуществляется в соответствии с алгоритмом Грассбергера-Прокаччиа вычисления корреляционной размерности [3]:

$$D_R=\lim_{\varepsilon\to 0}\frac{\log R(\varepsilon)}{\log\varepsilon}\leq D\,, \tag{12}$$

где $N(\varepsilon)$ – количество ячеек; $R(\varepsilon)=\lim_{N\to\infty}\frac{1}{N^2}\sum_{i,j}\upsilon[\varepsilon-\left\|x_i-x_j\right\|]$ – корреляционный интеграл, учитывающий вероятность того, что две точки на аттракторе лежат внутри ячейки ε^d (вероятность того, что две точки разделены расстоянием, меньшим ε).

Для определения D_R строят зависимость $\log R(\varepsilon)$ от $\log\varepsilon$ и ищут на ней линейный участок, наклон которого и определяет искомое значение корреляционной размерности D_R, которое далее используется для определения размерности аттрактора. Размерность d, начиная с которой корреляционная размерность D_R перестает изменяться, является минимальной размерностью вложения аттрактора (наименьшей целой размерностью фазового пространства, которая содержит весь аттрактор).

Вместе с тем, из теоремы про вложение [3] вытекает, что оценка размерности d определяется через оценку размерности аттрактора D_R как:

$$d\geq 2D_R+1\,. \tag{13}$$

Таким образом, вычисление размерности D_R позволяет реконструировать аттрактор, а также определить размерность d переменных математической модели ОУ (глубину памяти входных и выходных переменных модели).

Наличие у нелинейного динамического процесса различных режимов функционирования требует выполнения не только параметрической, но и структурной идентификации ОУ.

Процесс структурно-параметрической идентификации включает определение структуры, оценку и оптимизацию параметров модели ОУ. Первые две операции решаются путем генерирования моделей-претендентов различной сложности (базисных функций) и настройки их параметров с последующей селекцией лучших из них по выбранным критериям (оптимальная структура). Операция определения оптимальных параметров решается известными методами оптимизации путем уточнения полученных ранее значений параметров по критериям регулярности на всей выборке исходных данных [4].

Задача идентификации ОУ формулируется таким образом: на основании экспериментального множества функций (временных рядов) возмущений, управлений и выходов в условиях помех определить структуру (обобщенную функцию F) и вектор параметров a модели вида (1), которая достаточно точно (в смысле некоторого критерия) аппроксимирует ОУ относительно входных и выходных величин во всем функциональном пространстве.

Актуальными здесь являются выбор базисных функций, в терминах которых осуществляется идентификация, выбор способа генерирования и селекции структур разной сложности (метода структурной оптимизации), а также выбор метода параметрической оптимизации и эффективных критериев селекции и оптимизации.

Для аппроксимации функций перспективным является использование нейронных сетей (НС) и гибридных НС с нечеткой логикой, параметрами которых являются весы нейронов, а также коэффициенты их функций активации и принадлежности (для гибридных сетей).

Базисная функция в виде НС прямого распространения (НСПР) со скрытым слоем представляется как [5]:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{\theta \in P} F_l \{ \sum_{l \in Q} v_l[\theta] \cdot F_y (\sum_{m \in Q} v_{l,m}[\theta] \cdot y_m[k-\theta]) \}, \tag{14}$$

где P – множество глубин памяти соответствующих входов; F_l – активационная функция выходного слоя НС; Q – множество входов нейронов; l – порядковый номер входа выходного слоя НС; v_l – весовые коэффициенты выходного слоя; F_y – активационная функция нейронов скрытого слоя; m – порядковый номер входа НС; $v_{l,m}$ – весовые коэффициенты связи m-го входа и l-го нейрона; y_m – вход НС.

Параметрами настройки (обучения) этой НС являются $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a_{\hat{x}}$.

Входами НС (14) согласно (1) являются $\{x[k], u[k], w[k]\} \subset \{y_m[k]\}$, а ее структурными характеристиками – $\{T_s, P, F_y, F_l, r_s, M_{po}\} \subset F_{\hat{x}}$, где T_s – тип структуры, $r_s \subset Q$ – размер скрытого слоя, M_{po} – метод параметрической оптимизации (функция обучения НС). К НСПР относятся персептроны, каскадные НС, вейвнеты и др.

Базисная функция в виде гибридной НС с нечеткой логикой (Anfis) представляется как [5]:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{\theta \in P} \sum_{m \in Q} \beta_m[\theta] \cdot \alpha_m[k-\theta], \tag{15}$$

где $\beta_m[\theta] = U_m^{-1}(\alpha_m[\theta] / \sum_m \alpha_m[\theta])$; $\alpha_m[k-\theta] = \underset{l,m \in Q}{Tn}\{L_{l,m}(y_m[k-\theta])\}$; $U = U(a_U)$; $L = L(a_L)$.

Здесь U_m^{-1} – функция, обратная функции принадлежности промежуточного выхода m сети с параметрами a_U; α_m – значение промежуточного выхода; Tn – произвольная t-норма моделирования логической операции «И»; $L_{l,m}$ – функция принадлежности нечеткого правила l входа m с параметрами a_L.

Параметрами настройки НС (15) являются $\{a_U, a_L\} \subset a_{\hat{x}}$, а структурными характеристиками – $\{T_s, P, U_m, L_{l,m}, r_p, M_{po}\} \subset F_{\hat{x}}$, где $r_p \subset Q$ – количество правил разложения по входам.

На основе выполненных исследований предложена методика идентификации нелинейного динамического процесса, состоящая из этапов оценки состояния и характеристик ОУ и его структурно-параметрической идентификации.

Оценка состояния и характеристик ОУ включает:

а) процедуру определения режима функционирования ОУ по корреляционной энтропии K_R согласно выражению (10);

б) процедуру оценки характеристик ОУ, содержащую:

- вычисление корреляционного интервала предсказуемости (глубины прогноза) процесса T_{Rnp} по выражению (11);

- вычисление корреляционной размерности аттрактора D_R согласно (12);

- определение размерности вложения аттрактора d (размерности фазового пространства – глубины памяти) ОУ по графику зависимости $D_R(d)$ и согласно (13);

в) формирование оценки вектора состояния $\hat{z}$ согласно выражению (2).

Структурно-параметрическая идентификация ОУ включает:

а) формирование задачи идентификации, которая выполняется с выбором:

- видов критериев структурной и параметрической идентификации;
- базисных функций (НСПР согласно (14) и Anfis согласно (15));
- метода структурной (глобальной) оптимизации (метода прямого случайного поиска (ПСП) и генетического алгоритма (ГА);
- методов параметрической оптимизации (определяются выбором базисных функций);

б) структурную идентификацию, которая осуществляется с помощью композиции методов глобальной и локальной оптимизации путем генерирования структур моделей-претендентов (базисных функций (14), (15) со своими структурными характеристиками) и селекцию лучших из них по критерию структурной оптимизации;

в) параметрическую идентификацию, которая заключается в определении параметров модели оптимальной структуры путем ее обучения методом локальной параметрической оптимизации по критерию регулярности.

Для оценки эффективности предложенных методики и алгоритмов было выполнено моделирование процедур идентификации и синтеза оптимального управления процессом крупнокускового дробления руд (ККД) на основе экспериментальных данных, полученных в условиях Ингулецкого горно-обогатительного комбината.

В результате расчетов для сигнала содержания класса +100 мм в дробленой руде Γ_{+100} определены корреляционные энтропия K_R=0,405 и размерность D_R=1,931. Для определения размерности фазового пространства вложения аттрактора (глубины памяти процесса) вычислялась ее оценка сверху по выражению (13), а оценка значения d снизу определялась по зависимости $D_R(d)$. Получено, что для решения задачи идентификации процесса ККД, порождающего сигнал Γ_{+100}, глубина точного прогноза составляет 4 такта, а глубина памяти – от 3 до 5 тактов.

Установлено, что минимуму структурного критерия несмещенности [4] для процесса ККД отвечают базисные функции в виде каскадной НСПР (14), оптимизированных с помощью ГА. При этом количество нейронов в скрытом слое составляет 26, функция активации скрытого слоя – сигмоидальная, выходного слоя – линейная, алгоритм обучения НС – метод Флетчера-Ривса (Fletcher-Reeves).

В качестве меры точности параметрической идентификации модели оптимальной структуры использовался критерий регулярности (относительной среднеквадратической ошибки), значение которого для модели процесса ККД составило 0,0357.

Определенно, что для процесса ККД предлагаемое оптимальное управление с интеллектуальным прогнозированием обеспечивает в сравнении с существующими системами управления снижение в ~2 раза ошибки управления и повышение производительности следующего в технологической линии процесса само-измельчения руд (за счет стабилизации содержания класса +100 мм в его входной руде) на 3-15 % (при коэффициентах вариации свойств руды от 0,1 до 0,8) со снижением удельных расходов электроэнергии.

Литература

1. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. – М.: Наука, 1987. – 712 с.
2. Красовский А.А. Универсальные алгоритмы оптимального управления непрерывными процессами / А.А. Красовский, В.Н. Буков, В.С. Шендрик. – М.: Наука, 1977. – 272 с.
3. Шустер Г. Детерминированный хаос. Введение / Г. Шустер – М.: Мир, 1988. – 256 с.
4. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами / А.Г. Ивахненко. – К.: Техніка, 1975. – 312 с.
5. Корнієнко В.І. Автоматизація оптимального керування процесами дроблення і здрібнювання руд / В.І. Корнієнко. – Д.: Національний гірничий університет, 2013. – 191 с.

Literatura

1. Reference book on the theory of automatic control / Under edit A.A. Krasovskii. – M.: Science, 1987. – 712 p.
2. Krasovskii A.A., Bukov V.N., Shendrik V.S. The universal algorithms of optimal control of continuous processes. – M.: Science, 1977. – 272 p.
3. Shuster G. Determinated chaos. Introduction – M.: World, 1988. – 256 p.
4. Ivakhnenko A.G. Long-term prediction and control the difficult systems – K.: Tekhnika, 1975. – 312 p.
5. Korniienko V.I. Automation of optimal control of crushing and milling of ores processes. – Dnipropetrovsk: National mining university, 2013. – 191 p.

RESUME

В.И. Корниенко, С.М. Мацюк

Оптимальное управление нелинейным динамическим процессом с интеллектуальным прогнозированием его состояния

В данной статье разработан алгоритм синтеза оптимального управления нелинейным динамическим процессом по функционалу обобщенной работы. Использование синтеза по этому функционалу упрощает решение и приводит его к определению минимума на скользящем цикле управления с привлечением в реальном масштабе времени информации о состоянии объекта управления к новому циклу управления и его будущего состояния по прогнозирующей модели объекта.

Разработана методика идентификации нелинейного динамического процесса, включающая этап оценки его состояния и характеристик, а также этап его структурно-параметрической идентификации. Она позволяет по величинам корреляционных энтропии и размерности процесса определять размерность фазового пространства (глубину памяти) и реконструировать модель режима функционирования процесса.

Реализация оптимального управления с интеллектуальным прогнозированием позволяет решить задачу повышения эффективности управления нелинейным динамическим процессом в условиях возмущающей среды функционирования.

V.I. Kornienko, S.M. Matciuk

Optimal Control of Nonlinear Dynamic Process with Intellectuai Prediction of His State

In this article the algorithm of synthesis of optimal control a nonlinear dynamic process is developed on functional of the generalized work. The use of synthesis on this functional simplifies a decision and brings him over to searching for of minimum on the sliding controlled cycle with bringing in in the real scale of time of state information controlled object to the new controlled cycle and his future state on the predicting model of object.

The method of identification of nonlinear dynamic process, including the stage of estimation of his state and description, and also stage of his structural-parametric identification, is developed. It allows on the sizes of cross-correlation entropy and dimension of process to determine the dimension of phase space (depth of memory) and reconstruct the model of the mode of functioning of process.

Realization of optimal control with intellectual prediction allows to decide the task of increase of efficiency of nonlinear dynamic process control in the conditions of revolting environment of functioning.

В.І. Корнієнко, С.М. Мацюк

Оптимальне керування нелінійним динамічним процесом з інтелектуальним прогнозуванням його стану

У даній статті розроблений алгоритм синтезу оптимального керування нелінійним динамічним процесом за функціоналом узагальненої роботи. Використання синтезу за цим функціоналом спрощує рішення і приводить його до відшукання мінімуму на ковзаючому циклі керування із залученням в реальному масштабі часу інформації про стан об'єкту керування до нового циклу керування і його майбутнього стану по моделі об’єкту, що прогнозується.

Розроблена методика ідентифікації нелінійного динамічного процесу, що включає етап оцінки його стану і характеристик, а також етап його структурно-параметричної ідентифікації. Вона дозволяє за величинами кореляційних ентропії та розмірності процесу визначати розмірність фазового простору (глибину пам'яті) і реконструювати модель режиму функціонування процесу.

Реалізація оптимального керування з інтелектуальним прогнозуванням дозволяє вирішити задачу підвищення ефективності керування нелінійним динамічним процесом в умовах збурюючого середовища функціонування.

Поступила в редакцію 20.05.2015